

# Modelo del estudiante para la Evaluación Académica Usando Técnicas de Lógica Difusa

Constanza Huapaya<sup>1</sup>, Leonel Guccione<sup>1</sup>, Guillermo Lazurri<sup>1</sup>,  
Delia Esther Benchoff<sup>1</sup>, Marcela Gonzalez<sup>2</sup>, Francisco Lizarralde<sup>1</sup> y Cristian  
Remon<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Fac. de Ingeniería, Dpto. de Matemática, Juan B. Justo 4302

<sup>2</sup>Fac. De Psicología, Complejo Universitario - Funes 3250

Universidad Nacional de Mar del Plata, Mar del Plata, Argentina

{constanza.huapaya,leonel.guccione,francisco.lizarralde,ebenchoff,remoncristian}  
@gmail.com, mpgonza@mdp.edu.ar

**Abstract.** En este artículo se presenta un modelo del estudiante híbrido cuyo objetivo es proponer perfiles cognitivos de estudiantes de ingeniería. Estos perfiles se construyen en base a dos variables lingüísticas: *modalidad de aprendizaje* y *nivel de conocimiento*. Estas variables se estiman a partir de datos obtenidos con dos modelos: personalización (estilos de aprendizaje de Felder y perturbación). A partir de los estilos de aprendizaje, mediante un sistema de inferencia difusa, se obtiene la *modalidad de aprendizaje*. El modelo de perturbación se basa en el dominio a enseñar formado por tópicos de granularidad media, estructurados como un árbol. El progreso del conocimiento de cada estudiante sobre cada tópico es manipulado con modelos difusos. La información dada por estos conjuntos, usando un sistema de inferencia difusa, se obtiene la variable *nivel de conocimiento* basado en valores de estereotipos clásicos. Para ilustrar el modelo propuesto en este artículo se describe un ejemplo sobre un tema específico.

**Keywords:** modelo del estudiante, evaluación académica, lógica difusa, estudiante de ingeniería.

## 1 Introducción

El avance de la tecnología computacional ha provocado que el aprendizaje basado en computadora haya crecido en forma sostenida en la última década [1]. Sin embargo, todavía existen problemas cuando se comparan estos sistemas de enseñanza/aprendizaje con las clases impartidas en el aula. Algunos de los inconvenientes que se presentaron son la falta de soporte adaptativo para sostener la flexibilidad en la representación de los usuarios.

La adaptación busca facilitar el aprendizaje ajustándose a las características individuales, estimar el avance e inferir el nivel de conocimiento del estudiante. Un enfoque exitoso es el *modelado del estudiante* [2]. Self [3] plantea que éste es un proceso orientado a representar aspectos cognitivos del estudiante tales como el análisis del rendimiento, examinar sus errores, representar sus objetivos, identificar el

conocimiento previo y adquirido, y describir sus características personales. En consecuencia, un factor crucial para el diseño de un sistema educativo es la construcción de un modelo que represente efectivamente al estudiante. El modelado del estudiante puede definirse como el proceso de reunir información relevante a fin de inferir el estado cognitivo actual y representarlo de manera tal que sea accesible y útil para la adaptación.

Como resultado de este proceso se define un *modelo del estudiante*. Este modelo involucra una tarea compleja que se caracteriza por el estudio de objetos intangibles como la personalidad, habilidades cognitivas y preferencias individuales que influyen en el aprendizaje, esto es, un modelo del estudiante sirve para representar y explorar las características cognitivas individuales del estudiante [2,4].

El estado cognitivo no puede ser observado y medido directamente como la altura de una persona. Durante la adquisición de la información para estimarlo aparecen algunas restricciones como la incertidumbre y datos incompletos (la información sobre la actividad del estudiante que se recoge varía en cuanto a cantidad y calidad). Esta incertidumbre, es causada principalmente, por la naturaleza dinámica del aprendizaje así como por el enfoque interpretativo que hace el docente sobre la actividad del estudiante [1]. A pesar de las dificultades señaladas, el diseño del modelo del estudiante debería orientarse a la administración de datos que permita manipular (analizar e inferir) el estado cognitivo sobre datos crudos (notas, tiempos de las respuestas, evaluaciones especiales, etc). La Lógica Difusa es una de las herramientas más idóneas para manipular la incertidumbre [5,6]. En [7] se aprecia un modelo del estudiante definido con Lógica Difusa. Como datos relevantes que puede contener nuestro modelo del estudiante se encuentran el estilo de aprendizaje y el logro alcanzado por el alumno. Esta información es la base para la toma de decisiones en el diagnóstico cognitivo.

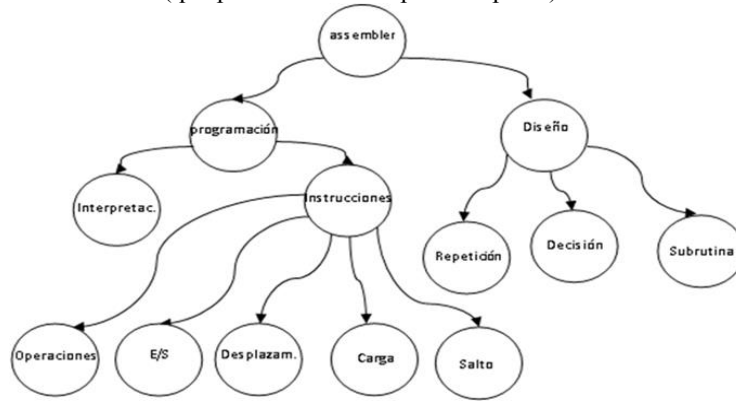
## **2 Descripción del modelo**

### **2.1 Representación del conocimiento y su evaluación**

El primer paso dado en la construcción del modelo fue definir un subconjunto de tópicos del dominio a enseñar/evaluar. Estos fueron organizados en una estructura de árbol donde el nodo raíz es el tema central a enseñar y los sucesivos hijos fueron subdivisiones de los tópicos hasta llegar a las hojas que representan los temas que serán tratados para su posterior evaluación con pruebas especiales. Un ejemplo de este árbol se aprecia en la figura 1. El dominio elegido fue el Lenguaje de programación assembler, del cual solo se propusieron algunos tópicos. Estos tópicos son elegidos por el experto en el área que se desea estimar el diagnóstico cognitivo.

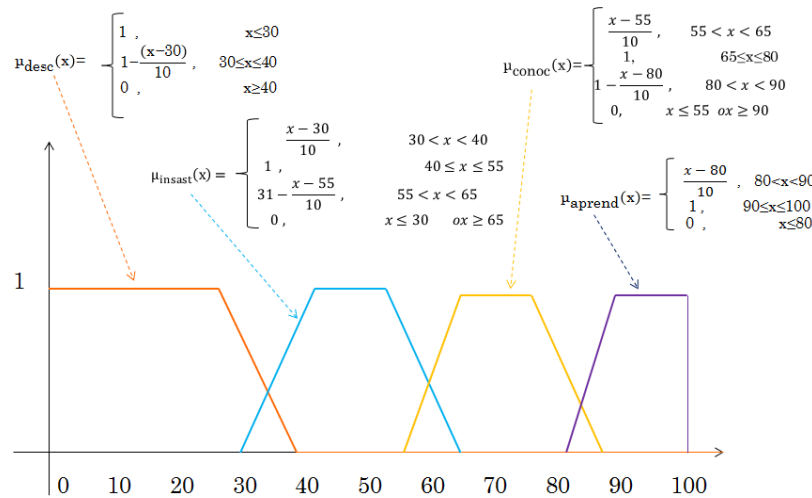
Luego de incorporar los resultados de las pruebas, en el modelo overlay puro [8] cada nodo del árbol es marcado como aprendido o no aprendido. El modelo overlay representa el conocimiento del estudiante bajo la hipótesis de que un estudiante posee conocimiento parcial, pero correcto con respecto al área del conocimiento en estudio. La diferencia entre el conocimiento del experto y del estudiante es la falta de habilidades y conocimiento del estudiante. La finalidad de este modelo es tratar de

eliminar esa diferencia tanto como sea posible. El dominio se descompone en un conjunto de elementos (que pueden ser conceptos o tópicos).



**Fig. 1.** Representación parcial del dominio en forma de árbol.

En su versión moderna, el modelo representa el grado de dominio que tiene el estudiante sobre cada tópico usando una medida cualitativa. En particular puede utilizarse un modelo de perturbación [9]. Este modelo incorpora el conocimiento incorrecto del estudiante.

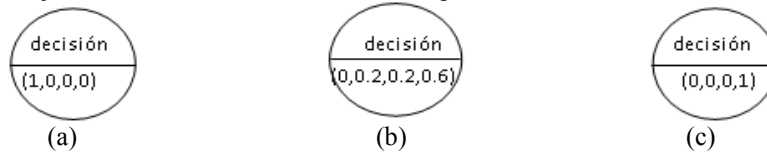


**Fig. 2.** Ejemplo de funciones de pertenencia respecto al nivel de conocimiento en cada nodo

Por ejemplo, para establecer la medida cualitativa de un modelo de perturbación, pueden utilizarse los siguientes cuatro conjuntos difusos a fin de describir el conocimiento del estudiante en cada nodo del dominio: desconocido, insatisfactoriamente conocido, conocido y aprendido. Las funciones de pertenencia a

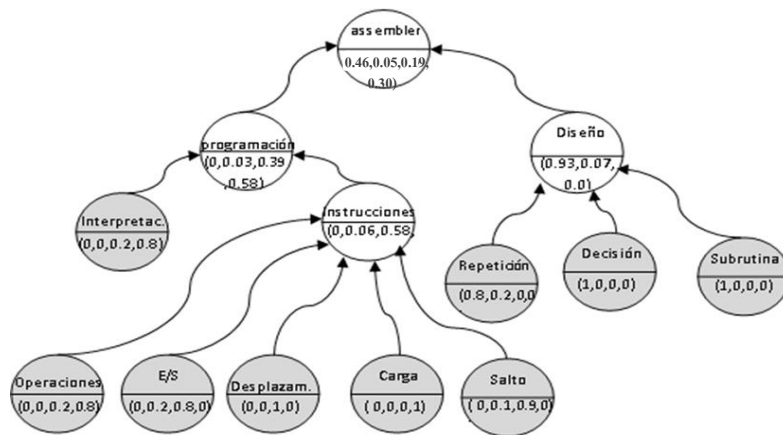
cada conjunto y sus gráficos correspondientes se aprecian en la figura 2. Las calificaciones de las pruebas varían entre 0 y 100. A cada nodo se le asocia una 4-upla formada por los valores de cada una de las funciones de pertenencia descritas más arriba:  $(\mu_{desc}(x), \mu_{insast}(x), \mu_{conoc}(x), \mu_{aprend}(x))$  a fin de expresar el conocimiento del estudiante sobre el concepto en evaluación, esto es, para cada valor de  $x$ , se evalúan las cuatro funciones de pertenencia.

Para ilustrar su uso en un tópico como “estructura de control de decisión” se presentan los ejemplos expuestos en la figura 3. En 3(a) se expresa que el estudiante no aprendió el tópico; en 3(b) posee un 20 % de conocimiento insatisfactorio, un 20% de conocimiento y 60 % de aprendizaje en el tópico y en 3(c) se considera que el aprendizaje de la estructura de decisión es completo.



**Fig. 3.** Ejemplos de 4-uplas en la evaluación de un tópico

En la figura 4 se aprecia el modelo de perturbación en un instante de la evaluación donde se muestran los tópicos del dominio con sus correspondientes 4-uplas. Las hojas del árbol están en tono gris y son las evaluaciones de los estudiantes examinados con diversas pruebas. Luego, con un programa específico de cálculo que se ha desarrollado, se activa el resto de los elementos del árbol hasta llegar al nodo central (esto es, assembler). La activación se ha calculado, en este caso, como promedios de los hijos de cada nodo.



**Fig. 4.** Ejemplo del modelo de perturbación para un estudiante

## 2.2 Núcleo del modelo del estudiante

Para estimar el diagnóstico cognitivo se ha diseñado un núcleo del modelo del estudiante compuesto por dos módulos: un *modelo de perturbación* y un *modelo de personalización* (ver figura 5). Como ya vimos, el primero de ellos actualiza su contenido a medida que el sistema recibe nueva evidencia, i.e., nuevos datos sobre la evaluación del estudiante. La información producida por este modelo interactúa con el modelo de personalización (los estilos de aprendizaje y estereotipos de cada alumno) para construir un perfil cognitivo dinámico. El estereotipo de cada estudiante se modifica también con la nueva información producida en las sucesivas iteraciones.

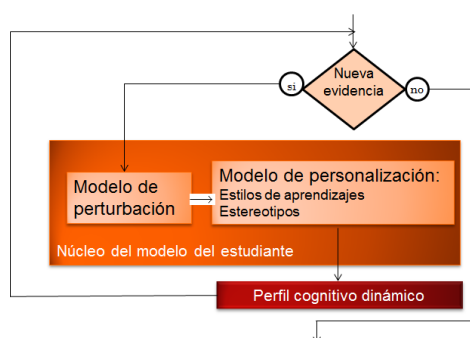


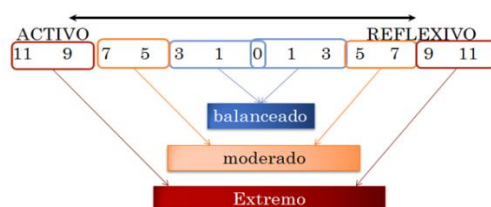
Fig. 5. Modelo del estudiante

El *modelo de personalización* se basa en los estilos de aprendizaje. Un estilo de aprendizaje es el modo que caracteriza a un individuo cuando adquiere, retiene y recupera información. Los estudiantes muestran diferentes fortalezas y preferencias cuando adquieren conocimiento. Esto es, poseen distintos estilos de aprendizaje. Aquí se ha adoptado el modelo de Felder [10,11,12], principalmente, porque su investigación está dirigida a los estudiantes de ingeniería. Este autor conjuntamente con B. Soloman [13] creó un cuestionario en línea para estimar los estilos de aprendizaje. Se ha tomado el cuestionario a los alumnos de asignaturas de las carreras de ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata y procesado los resultados en la página de la Universidad del Estado de North Carolina. El instrumento en línea estima las preferencias en cuatro dimensiones (activo/reflexivo, sensitivo/intuitivo, visual/verbal, y secuencial/global). Se han seleccionado dos dimensiones Procesamiento de la Información (Activo/ Reflexivo) y Entendimiento (secuencial/global) por considerarlas más apropiadas a la naturaleza de las asignaturas elegidas (ciencias básicas). La fundamentación de esta elección es la siguiente:

*Estilo de aprendizaje Activo/ Reflexivo:* esta dimensión distingue entre modos activos y reflexivos del procesamiento de la información por parte del alumno. Los estudiantes activos aprenden mejor trabajando activamente con el material de aprendizaje, resolviendo problemas planteados y probando nuevas soluciones. Por el contrario, los alumnos reflexivos se inclinan por pensar y reflexionar sobre el material de aprendizaje.

*Estilo de aprendizaje Secuencial/Global*): en esta dimensión los estudiantes son caracterizados de acuerdo a su entendimiento. Los estudiantes secuenciales aprenden con pequeños pasos incrementales y por lo tanto tienen un progreso lineal del aprendizaje. Tienden a seguir caminos lógicos paso a paso para encontrar la solución. Por el contrario, los alumnos globales usan una modalidad holística de pensamiento y aprenden a saltos. Como para los estudiantes globales es importante la visión global, a estos les interesan los resúmenes y el conocimiento amplio, mientras que a los estudiantes secuenciales están más interesados en los detalles.

Cada dimensión posee un rango que varía de 0 a 11 (ver figura 6). A modo de ejemplo, en la dimensión activo/reflexivo, si el resultado del cuestionario toma un valor entre 0 a 3 (en cualquiera de las dos direcciones), el estudiante se encuentra bien balanceado entre las dos dimensiones que figuran en los extremos de la escala; si el puntaje en la escala es de 5 a 7, tiene una moderada preferencia por el extremo al que se acerca y si el puntaje en la escala es de 9 a 11, tiene una fuerte preferencia por el extremo donde se encuentra.

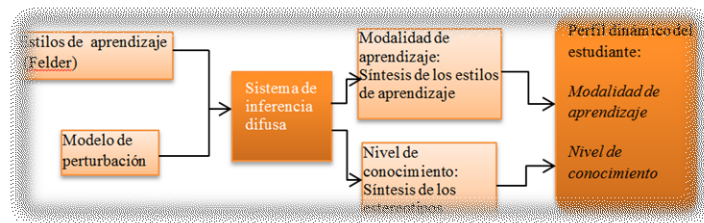


**Fig. 6.** Ejemplo de la síntesis de los estilos de aprendizaje de Felder para la dimensión Procesamiento de la Información

El razonamiento basado en estereotipos trabaja con una primera caracterización sobre el estudiante y es usado para modelar al estudiante inicialmente [14]. También tenemos la definición de [15]: “un estereotipo representa una colección de atributos de personas .que permite al sistema realizar un gran número de inferencias plausibles basadas en un número pequeño de observaciones”. Aquí se ha utilizado una clasificación de estereotipos de estudiantes como grupos que comparten características comunes en el aprendizaje. Se han definido los siguientes estereotipos clásicos para medir el nivel de conocimientos: novicio, medio, experto.

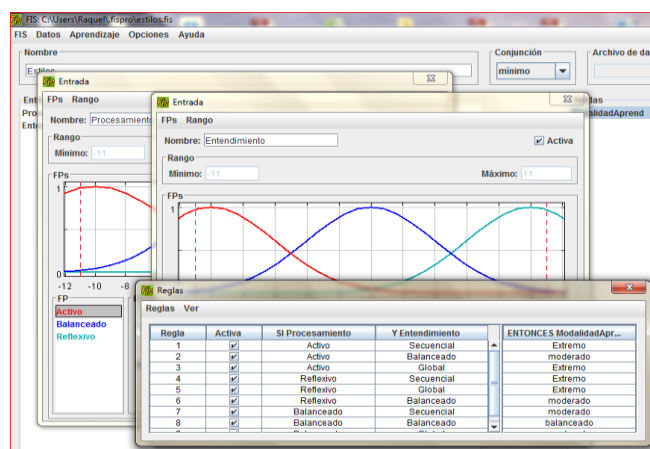
### 2.3 Proceso de Inferencia

El proceso para predecir un perfil cognitivo de cada estudiante consta de los siguientes módulos (ver figura 7). Se parte del modelo de perturbación y de los estilos de aprendizaje de Felder. Estos dos módulos constituyen las entradas al sistema de inferencia difusa. El proceso de inferencia implica definir las variables lingüísticas de entrada, de salida y reglas de inferencia difusa. Como salidas del sistema se obtiene un perfil cognitivo por estudiante.



**Fig. 7.** Inferencia difusa en el modelo del estudiante

Para los estilos de aprendizaje se han utilizado las dos dimensiones de Felder/Silverman descritas previamente: **Procesamiento de la información** y **Entendimiento**. Cada una de ellas serán las variables lingüísticas de entrada y poseen tres términos lingüísticos cada una (siendo estos conjuntos difusos). Procesamiento de la información posee como términos lingüísticos *activo*, *balanceado* y *reflexivo*. Entendimiento posee como términos lingüísticos *secuencial*, *balanceado* y *global*. Las reglas del sistema de inferencia realizan una síntesis de las dos dimensiones de Felder. A partir de esa síntesis se define una de las variables lingüísticas de salida **Modalidad de aprendizaje**. Esta posee como términos lingüísticos *extremo*, *moderado* y *balanceado*. Se han definido 9 reglas difusas para la inferencia. En la figura 8 se aprecia la inferencia del sistema realizado con un FIS. Se ha utilizado el sistema FISPRO (<http://www7.inra.fr/mia/M/fispro/>).



**Fig. 8.** Sistema de inferencia para la Modalidad del aprendizaje. En la pantalla delantera se aprecian las reglas de inferencia y detrás dos pantallas con las variables de entrada y sus tres términos lingüísticos definidos como conjuntos difusos

El modelo de perturbación proporciona la entrada al sistema de inferencia para obtener el nivel de conocimiento. Esta entrada usa la 4-upla asignada a cada nodo del árbol que representa el modelo de perturbación: (no-aprendido, insatisfactoriamente conocido, conocido, aprendido). Las componentes de la 4-upla constituyen las cuatro variables lingüísticas de entrada: **no-aprendido** (con los

términos lingüísticos *bajo, medio, alto*), **insatisfactorio** (*bajo, medio, alto*), **conocido** (*bajo, medio, alto*) y **aprendido** (*bajo, medio, alto*) y una variable de salida con los estereotipos clásicos en el **nivel de conocimiento** (*novicio, medio, experto*). En la figura 9 se exponen parte de las reglas difusas para inferir el nivel de conocimiento.

Finalmente el perfil cognitivo dinámico queda formado por los resultados del par: (modalidad de aprendizaje, nivel de conocimiento) obtenidos a partir de los dos modelos de inferencia difusa explicitados previamente. A modo de ejemplo, un perfil es (moderado, intermedio) en un momento del aprendizaje. El diagnóstico cognitivo se construye con la evolución en el tiempo de estos perfiles.

Regla	Peso	Activa	SI NoAprend...	Y Insatisfact...	Y Conocido	Y Aprendido	ENTONCES NivelConocimiento
1	2	<input checked="" type="checkbox"/>	alto	alto	medio	bajo	novicio
2	1	<input checked="" type="checkbox"/>	medio	medio	medio	medio	medio
3	1	<input checked="" type="checkbox"/>	alto	medio	bajo	bajo	novicio
4	1	<input checked="" type="checkbox"/>	alto	medio	medio	bajo	medio
5	1	<input checked="" type="checkbox"/>	bajo	bajo	medio	alto	experto
6	1	<input checked="" type="checkbox"/>	medio	bajo	alto	medio	medio
7	1	<input checked="" type="checkbox"/>	bajo	medio	alto	medio	medio
8	1	<input checked="" type="checkbox"/>	bajo	bajo	alto	alto	experto
9	1	<input checked="" type="checkbox"/>	alto	alto	bajo	bajo	novicio

**Fig. 9.** Algunas reglas de inferencia difusa del sistema FIS para el Nivel de Conocimiento

A partir de los casos individuales se analizaron los perfiles más frecuentes. Estos resultados ayudaron a corregir la enseñanza de algunos tópicos (p.e. algoritmia básica).

## 2.4 Resultados

A fin de ilustrar el modelo propuesto, se analizaron los resultados de la actividad de 30 estudiantes en una asignatura del ciclo básico de la carrera de Ingeniería Informática de la Universidad Nacional de Mar del Plata. Basado en el dominio que presentado en la figura 1, se evaluaron los estudiantes con dos pruebas distintas. Con los resultados de la evaluación se construyó una tabla ilustrada en la tabla 1, donde se analizó la evaluación del nodo principal sobre Lenguaje assembler.

**Tabla 1.** Modelo de perturbación para el tópico “Lenguaje assembler” para tres estudiantes.

<div>Nivel de co- nocimen- to</div> <div>Estudiantes</div>	NoAprendido	Insatisf. conocido	conocido	aprendido	Resultado de la inferencia para el nivel de conocimiento
Ariel G.	0.46 (medio)	0.05 (bajo)	0.19 (bajo)	0.30 (bajo)	novicio
Erik B.	0 (bajo)	0 (bajo)	0.04 (bajo)	0.96 (alto)	experto
Lucia C.	0.08 (bajo)	0.18 (bajo)	0.4 (medio)	0.34 (medio)	medio



En la mencionada tabla solo se muestran los primeros tres estudiantes. Se aprecia las funciones de pertenencia predominantes, entre paréntesis, correspondientes al valor dado por el modelo de perturbación y, en la última columna, los valores del *nivel conocimiento*, como estereotipos típicos, inferidos con las reglas difusas. En la figura 4 se ilustra el modelo de perturbación de un estudiante cuya evaluación está expresada en la fila 1 (correspondiente al estudiante Ariel G.).

Para procesar los datos sobre los estilos de aprendizaje en el sistema FisPro los valores de las dimensiones [11,10,...,0, 1,...,10,11] se transformaron en [-11,...,11]. En la tabla 2 se ilustra el procesamiento de los estilos de aprendizaje de los mismos estudiantes de la tabla 1. Se muestran las funciones de pertenencia predominantes (entre paréntesis) correspondientes al valor dados por los estilos de aprendizaje y, en la última columna, los valores de la *modalidad del aprendizaje* inferidos con las reglas difusas.

**Tabla 2.** Estilos de aprendizaje de Felder (procesamiento y entendimiento)

Estilos de aprendizaje Estudiantes	Procesamiento	Entendimiento	Resultado de la inferencia de la <i>modalidad del aprendizaje</i>
Ariel G.	-5 (activo)	2 (balanceado)	moderado
Erik B.	1 (balanceado)	-7 (secuencial)	moderado
Lucia C.	-6 (activo)	7 (global)	extremo

A partir de las tablas 1 y 2 completas con los datos de los 30 estudiantes del grupo analizado, se computó los perfiles de mayor frecuencia. Los resultados de este análisis se muestran en la tabla 3.

**Tabla 3.** Los perfiles cognitivos más frecuentes a mitad del dictado del curso

Perfiles	Modalidad de aprendizaje	Nivel de conocimiento	Porcentaje
1	moderado	medio	33 %
2	balanceado	medio	17 %
3	balanceado	novicio	12 %
4	moderado	experto	10 %
5	extremo	medio	7 %
otros			21 %

Sobre el total del grupo se pudo discriminar los alumnos sin ningún conocimiento previo (72 %) a partir del análisis de la primera componente de la 4-upla. Los alumnos que volvieron a cursar (15 %) fueron detectados a partir del dominio insatisfactorio del tópico principal. Estos alumnos que perdieron la asignatura en exámenes finales (10%) se encontraron considerando la tercera componente y, finalmente, hubo un 3% de estudiantes con pases de otras carreras de Informática quienes sobresalieron en la cuarta componente.

## Conclusión

El sistema de diagnóstico cognitivo presentado aporta información adicional sobre la evaluación del estudiante cuando se lo compara con la metodología tradicional de

estimación del logro. Se emplean datos sobre los estilos de aprendizaje y del progreso de cada estudiante. El modelo de perturbación proporciona detalles sobre la evolución del aprendizaje en cada nodo y puede ser visualizado a lo largo de un tiempo determinado y en nodos con distintos niveles de granularidad. Este modelo provee información cuantitativa y cualitativa. El modelo de personalización contribuye con información sobre la modalidad del aprendizaje. La dupla (modalidad de aprendizaje, nivel de conocimiento) conforma un perfil cognitivo. Estos perfiles mejoran la información aportada por las tradicionales notas de una forma más realista. El modelo expuesto en este artículo será usado en el desarrollo de un ambiente de diagnóstico cognitivo en temas de las ciencias básicas de ingeniería con el objetivo fundamental de mejorar la adaptación de las pruebas de evaluación.

## Referencias

1. Chrysafiadi K.; Virvou M.: Student modeling approaches: A literature review for the last decade. *Expert Systems with Applications*. 40 (11), 4715--4729. (2013).
2. Chrysafiadi K.; Virvou M.: *Advances in Personalized Web-Based Education*. Springer Cham Heidelberg (2014).
3. Self, J.A.: Student models in computer-aided instruction, *International Journal of Man-Machine Studies* 6(2), 261--276. (1974).
4. VanLehn K. "Student modeling". En *Foundations of Intelligent Tutoring Systems*, eds.: Polson M.C. y Richardson J.J. Lawrence Erlbaum. (1988)
5. Zadeh L. *Computing with Words. Principal Concepts and Ideas*. Springer. (2012).
6. Zadeh L. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning - I, *Information Sciences*, vol. 8, no. 3, pp. 199-249, (1975).
7. Huapaya C. Lizarralde F., Gonzalez M., Guccione L., Arona G. y Vivas J. "Modelo del Estudiante basado en la Lógica Difusa", WICC 2014 XVI Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación, (2014).
8. Stansfield, J. C., Carr, B., y Goldstein, I. P.. "Wumpus advisor I: A first implementation of a program that tutors logical and probabilistic reasoning skills". At Lab Memo 381. Cambridge, Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology. (1976).
9. Martins, A. C., Faria, L., Vaz de Carvalho, C., y Carrapatoso, E. User modeling in adaptive hypermedia educational systems. *Educational Technology & Society*, 11(1), 194--207. (2008).
10. Felder, R. M. "Are Learning Styles Invalid? (Hint: No!)" On-Course Newsletter, September 27, recuperado de : <http://www.oncourseworkshop.com/Learning046.htm>. (2010)
11. Felder R.M., Spurlin J.E., "Applications, Reliability, and Validity of the Index of Learning Styles." *Intl. Journal of Engineering Education*, 21(1), 103--112. (2005).
12. Felder, R.M., & Silverman, L.K. Learning and teaching styles in engineering education [Electronic Version]. *Engr. Education*, 78(7), 674-681. Recuperado el 24 de Julio del 2009 de: <http://www4.ncsu.edu/unity/lockers/users/f/felder/public/Papers/LS-1988.pdf>. (1988)
13. Felder R. y Soloman, B.A., Index of learning styles questionnaire. Recuperado el 10 de marzo de 2016 de: <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>
14. Kay J. "Stereotypes, students models and scrutability". *Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Tutoring Systems* 19-30. (2000)
15. Rich E. "User Modeling via Stereotypes". *Cognitive Science* 3, 329-354. (1979).